

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/324544237>

# PhD Thesis

Presentation · April 2018

CITATIONS

0

READS

272

1 author:



Smirani Lassaad

Umm Al-Qura University

12 PUBLICATIONS 9 CITATIONS

SEE PROFILE

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



Interpolation by Neural Networks [View project](#)



Université de Tunis El Manar  
Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis



# THÈSE

En vue de l'obtention du  
**DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE TUNIS EL MANAR**

**Etude et mise en œuvre des réseaux de neurones  
hybrides dans un système d'estimation du canal  
LTE-A**

Présentée par:  
**Lassaâd SMIRANI**

## Télécommunications et informatique

### LTE-A

Estimation du canal

Technologie SC-FDMA: Liaison montante

Technologie OFDMA: Liaison descendante

### Intelligence artificielle

Combinaison neuro-floue

Les réseaux de neurones

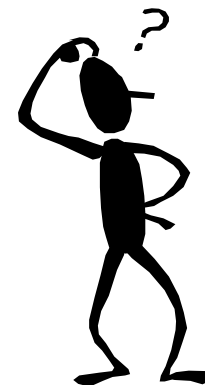
La logique floue



- ❑ L'estimation du canal supervisée est basée sur l'insertion des pilotes
- ✓ L'insertion des symboles pilotes affecte l'efficacité spectrale
- ✓ Norme LTE-A: Réserve de «un symbole sur sept» pour l'envoi de signaux pilotes
- ✓ Norme LTE-A: suppose que le canal ne varie pas pendant un slot de temps
- ✓ Les techniques d'interpolation classiques: Faibles résultats

➡ *Une perte importante du débit utile*

**Comment contribuer à la réduction de cette perte?**




➡ Nous avons proposé d'autres techniques d'interpolation intelligentes

➡ Notre objectif principal est d'améliorer l'efficacité spectrale

Compromis complexité/performance

## Laboratoire d'accueil : Innov'Com

- 
- 2012 ☐ Etude bibliographique
  - 2013 ☐ Etude de la norme LTE-A: Formation certifiée
  - 2014 ☐ Impact des interpolateurs classiques et des interpolateurs à base de RNA sur la qualité d'estimation  
*(1 article scientifique)*
  - 2015 ☐ Expérimentations des systèmes neuro-flous dans un contexte LTE-A *(3 articles scientifiques)*
  - 2016 ☐ Rédaction du manuscrit *(2 articles de revus)*

## ❑ Etude de l'estimation du canal

## ❑ Impact de l'interpolation sur la performance de l'estimateur

*Etude et expérimentations faites par les interpolateurs classiques*

## ❑ Estimation du canal avec interpolation neuronale

*Etude et expérimentations faites par deux RNA*

## ❑ Combinaison neuro-floue : Le HANN et le NFC

## ❑ Conclusion et perspectives

# L'estimation du canal

- ❑ Classement des estimateurs
- ❑ L'arrangement des pilotes
- ❑ Discussion sur les estimateurs supervisés

# L'estimation du canal

- Estimer d'une manière indépendante les coefficients des sous-canaux pour chaque donnée utile

## Trois catégories

### 1. Techniques supervisées

- Data Aided (DA) ou Pilot Symbol Assisted Modulation (PSAM)
- Insertion de symboles pilotes dans la trame

### 2. Techniques aveugles

- Aucune insertion de symboles connus dans la trame
- Connaissance de certaines propriétés statistiques du signal reçu [Shin 07]

### 3. Techniques semi-aveugles avec retour de décision

- Estimation des coefficients des sous-canaux grâce aux des symboles pilotes & signaux émis estimés [Le Ruyet 06]



Simple à mettre en œuvre  
Mais  
Perte d'efficacité spectrale



## Trois catégories

### 1. Techniques supervisées


- Data Aided (DA) ou Pilot Symbol Assisted Modulation
- Insertion de symboles pilotes dans la trame

### 2. Techniques aveugles

- Aucune insertion de symboles connus dans la trame
- Connaissance de certaines propriétés statistiques du signal reçu

### 3. Techniques semi-aveugles avec retour de décision

- Estimation des coefficients des sous-canaux grâce aux des symboles pilotes & signaux émis estimés [Le Ruyet 06]



**Pas de perte d'efficacité spectrale  
Mais  
Temps de convergence long + complexité**

## Trois catégories

### 1. Techniques supervisées

- Data Aided (DA) ou Pilot Symbol Assisted Modulation
- Insertion de symboles pilotes dans la trame

### 2. Techniques aveugles

- Aucune insertion de symboles connus dans la trame
- Connaissance de certaines propriétés statistiques du signal reçu

### 3. Techniques semi-aveugles avec retour de décision

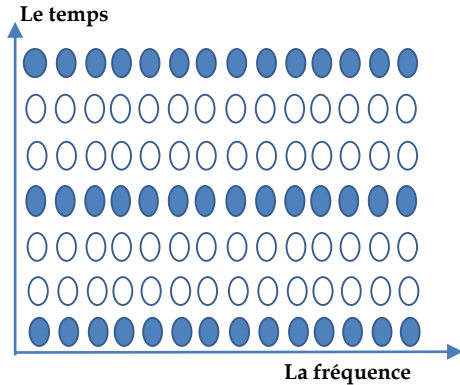
- Estimation des coefficients des sous-canaux grâce aux symboles pilotes et signaux émis



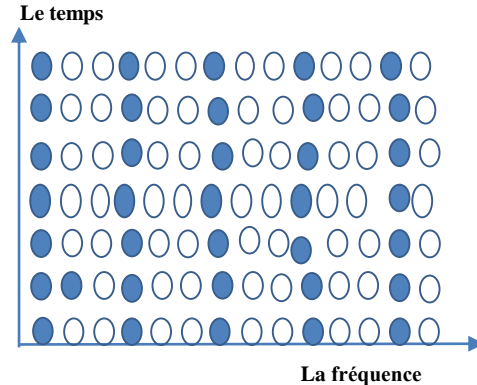
**Utilisation d'une nouvelle information  
Mais  
Sensibles aux erreurs de propagation**

# Arrangement des pilotes

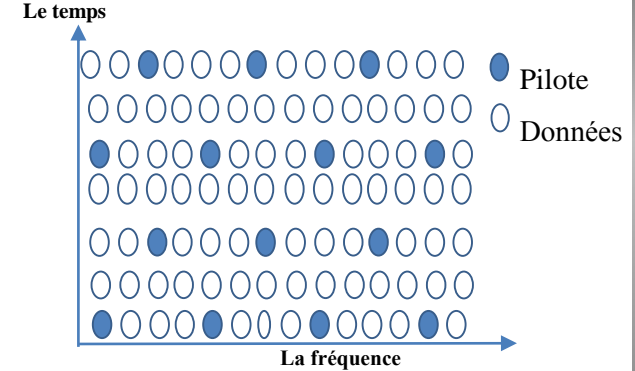
## Type Bloc



## Type peigne



## Type Hybride



- ❑ Insertion des fréquences pilotes **dans l'ensemble des sous-porteuses** d'un symbole OFDM spécifique

- ❑ Technique développée sous l'hypothèse d'un canal lentement variable.

➡ La norme IEEE 802.11a, utilise ce type de dispositif

- ❑ Insertion des fréquences pilotes dans **tous les symboles** OFDM.

- ❑ Technique développée sous l'hypothèse d'un canal variable.

➡ La norme IEEE 802.11g, utilise ce type de dispositif

- ❑ Pour plusieurs applications, un dispositif d'arrangement des symboles pilotes de type hybride est utilisé.

- ❑ Ce dispositif possède à la fois les propriétés de l'arrangement de type bloc et celui de type peigne

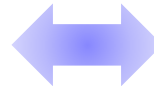
➡ Utilisé avec Wimax conformément à la norme IEEE 802.16a

# L'estimation du canal: Taux d'insertion / Dispositif d'Arrangement / Interpolation

Trois paramètres entrent en jeu:

1. Taux d'insertion des symboles pilotes
2. Méthodes d'arrangement des pilotes
3. Choix de la technique d'interpolation

**Le choix de la technique d'interpolation**



**La performance de l'estimateur**

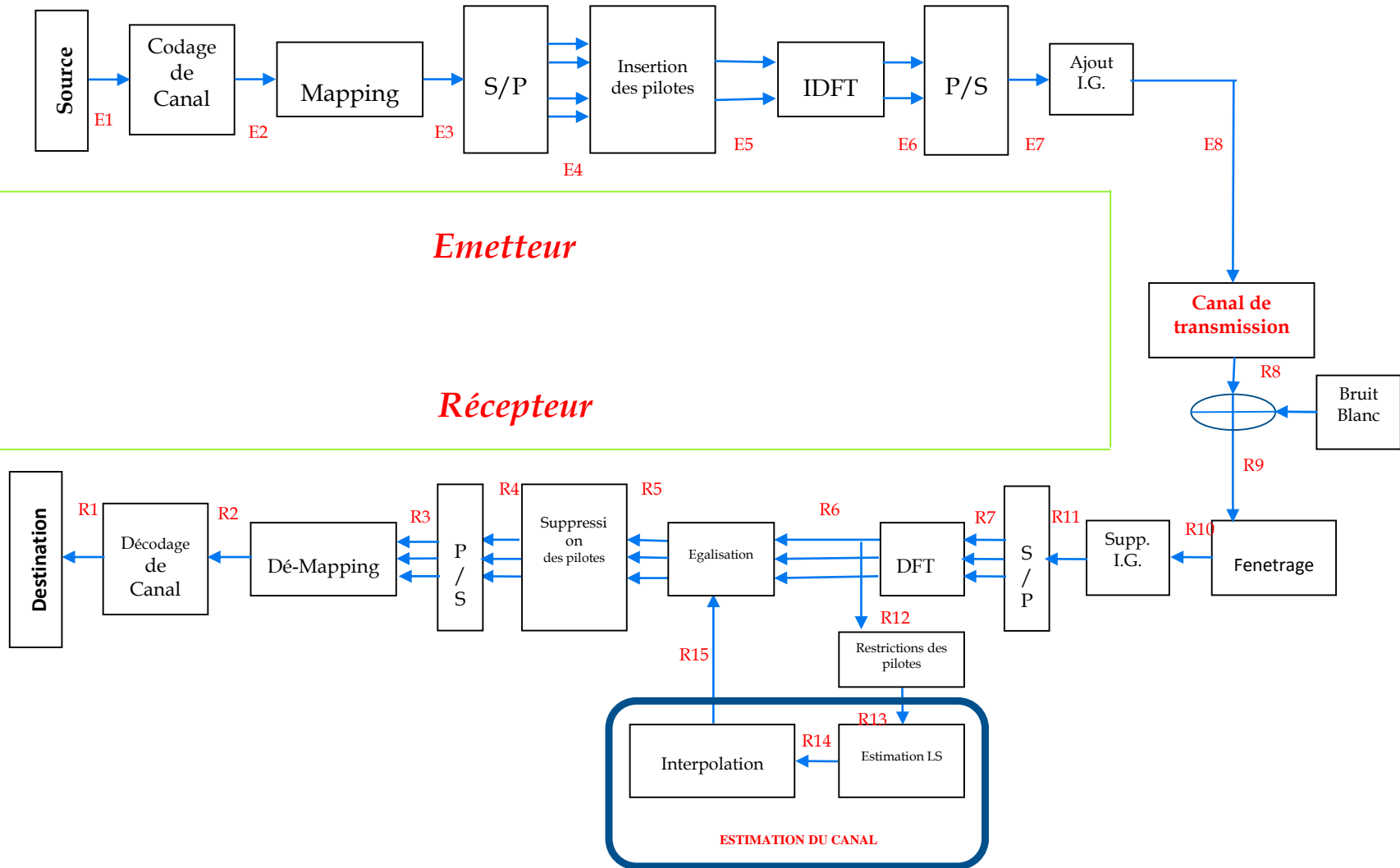
**Un estimateur performant**

- ✓ Une bonne qualité d'estimation des coefficients au niveau des symboles pilotes
- ✓ Une technique d'interpolation adéquate envers la sélectivité du canal
- ✓ Possibilité de mise en oeuvre
- ✓ Une faible complexité

# Impact de l'interpolation sur la performance de l'estimateur

- ❑ Présentation du modèle expérimental
- ❑ Résultats des simulations au biais des interpolateurs classiques
- ❑ Discussion

# Le premier modèle expérimental: Une chaîne OFDM

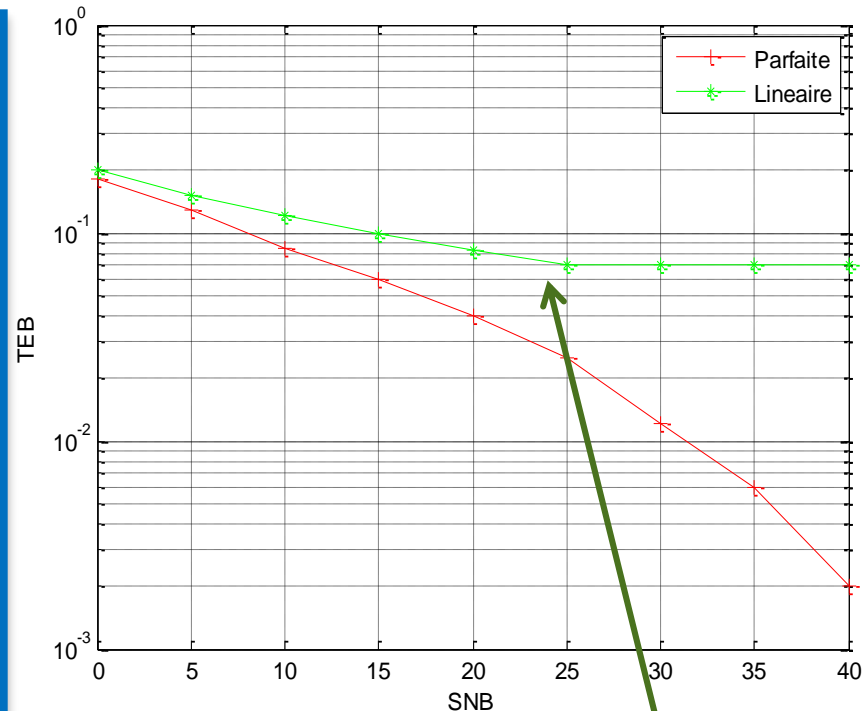


## Estimation du canal avec interpolation linéaire

- Le coefficient inconnu = **Moyenne des valeurs des pilotes l'entourant**, pondérées par la distance du point considéré à ces mêmes pilotes

$$\hat{H}(f) = \hat{H}(f_p) + (f - f_p) \frac{\hat{H}(f_{p+\Delta_f}) - \hat{H}(f_p)}{f_{p+\nabla_f} - f_p}$$

- L'erreur d'estimation est proportionnelle au carré de la distance entre les coefficients les plus proches



Faible complexité ( $O(n)$ )

L'interpolation linéaire est limitante au vu de ce seuil atteint rapidement

## Estimation du canal avec interpolation de Lagrange

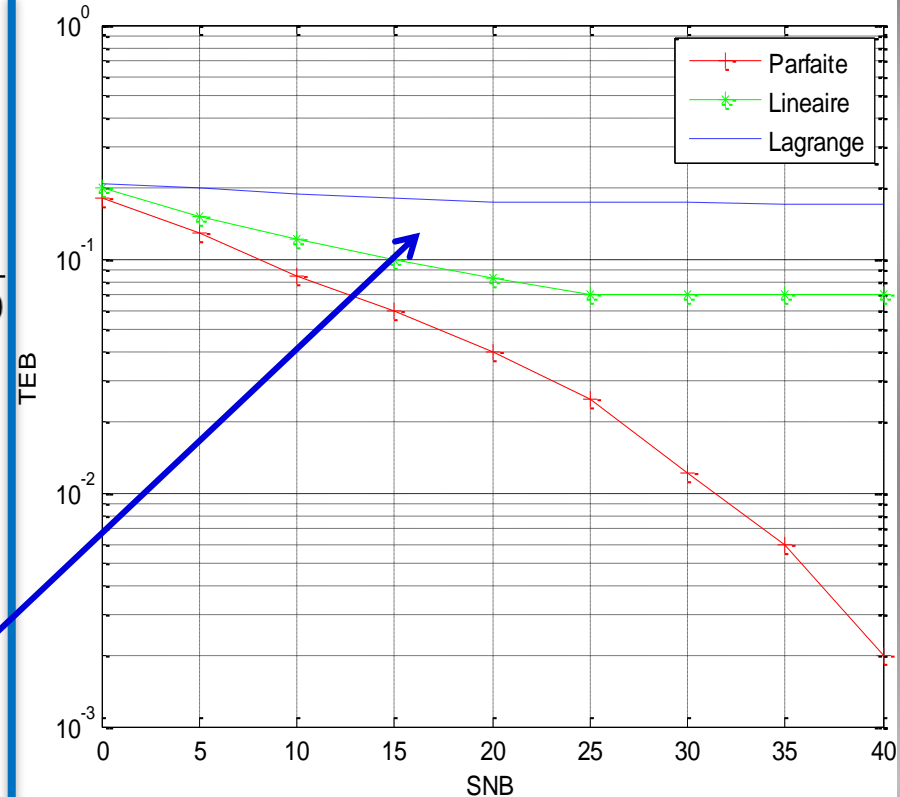
- ❑ Consiste à trouver le polynôme unique passant par tous les points de contrôle.

$$L_p(f) = \prod_{\substack{k=0 \\ k \neq p}}^{P-1} \frac{f - f_k}{f_p - f_k} = \frac{(f - f_0)(f - f_1) \dots (f - f_{P-1})}{(f_p - f_0)(f_p - f_1) \dots (f_p - f_{P-1})}$$

$$\chi(f) = \sum_{p=0}^{P-1} L_p(f) \hat{H}(f_p)$$

- ❑ Ce polynôme atteint de très hauts degrés

- ✓ Effet de Runge
- ✓ Une perte rapide de la qualité d'estimation.



**Moins intéressante que l'interpolation linéaire de point de vue performance et de point de vue complexité**



## Estimation du canal avec interpolation cubique d'Hermite

- ❑ L'objectif de diminuer l'impact de l'effet Runge du fait que les polynômes considérés sont limités à l'ordre 3
- ❑ Cette interpolation prend en compte la dérivée première en chaque point de contrôle et se calcule sur la base d'Hermite

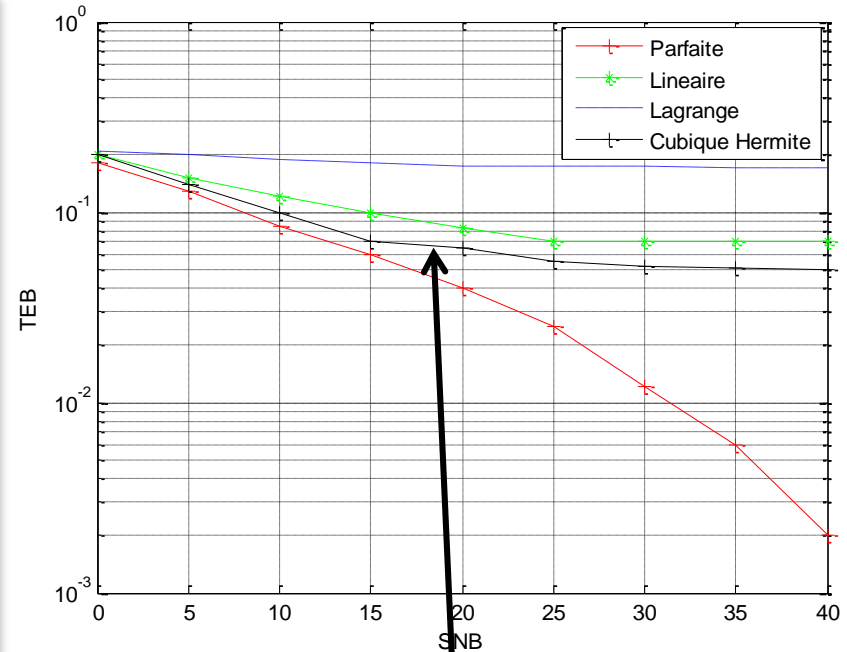
$$x(t) = x_0 \theta_0(f) + x_1 \theta_1(f) + x'_0 \psi_0(f) + x'_1 \psi_1(f)$$

$$\theta_0(f) = -\frac{(f-f_1)^2(2f+f_1-3f_0)}{(f_0-f_1)^3}$$

$$\theta_1(f) = -\frac{(f-f_0)^2(2f+f_0-3f_1)}{(f_1-f_0)^3}$$

$$\psi_0(f) = \frac{(f-f_1)^2(f-f_0)}{(f_0-f_1)^2}$$

$$\psi_1(f) = \frac{(f-f_0)^2(f-f_1)}{(f_1-f_0)^2}$$



Une meilleure qualité que l'interpolation linéaire

Complexité de l'ordre de  $O(N_p^2)$ ,

$N_p$  étant le nombre de points de contrôle.

# Simulation et résultats

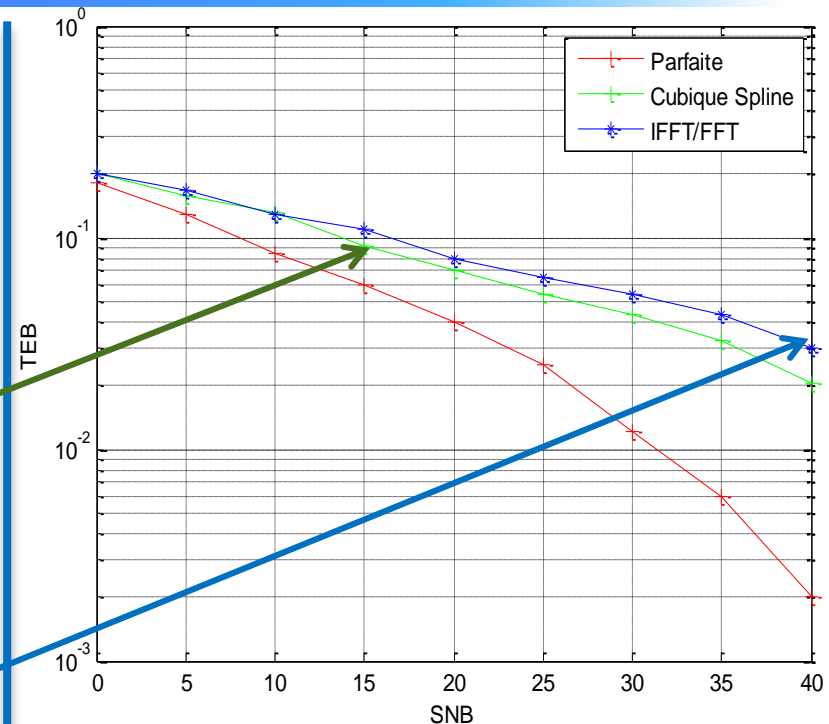
## Estimation du canal avec interpolation cubique Spline et IFFT/FFT

### Interpolation cubique Spline

- ❑ C'est une interpolation polynomiale par morceau
- ❑ Elle utilise la base d'Hermite, la dérivée première des points de contrôles et leurs deux valeurs adjacentes.
- ❑ La prise en compte des valeurs adjacentes des pilotes améliore la qualité de l'estimation sans augmenter la complexité de l'interpolation

### Interpolation IFFT/FFT

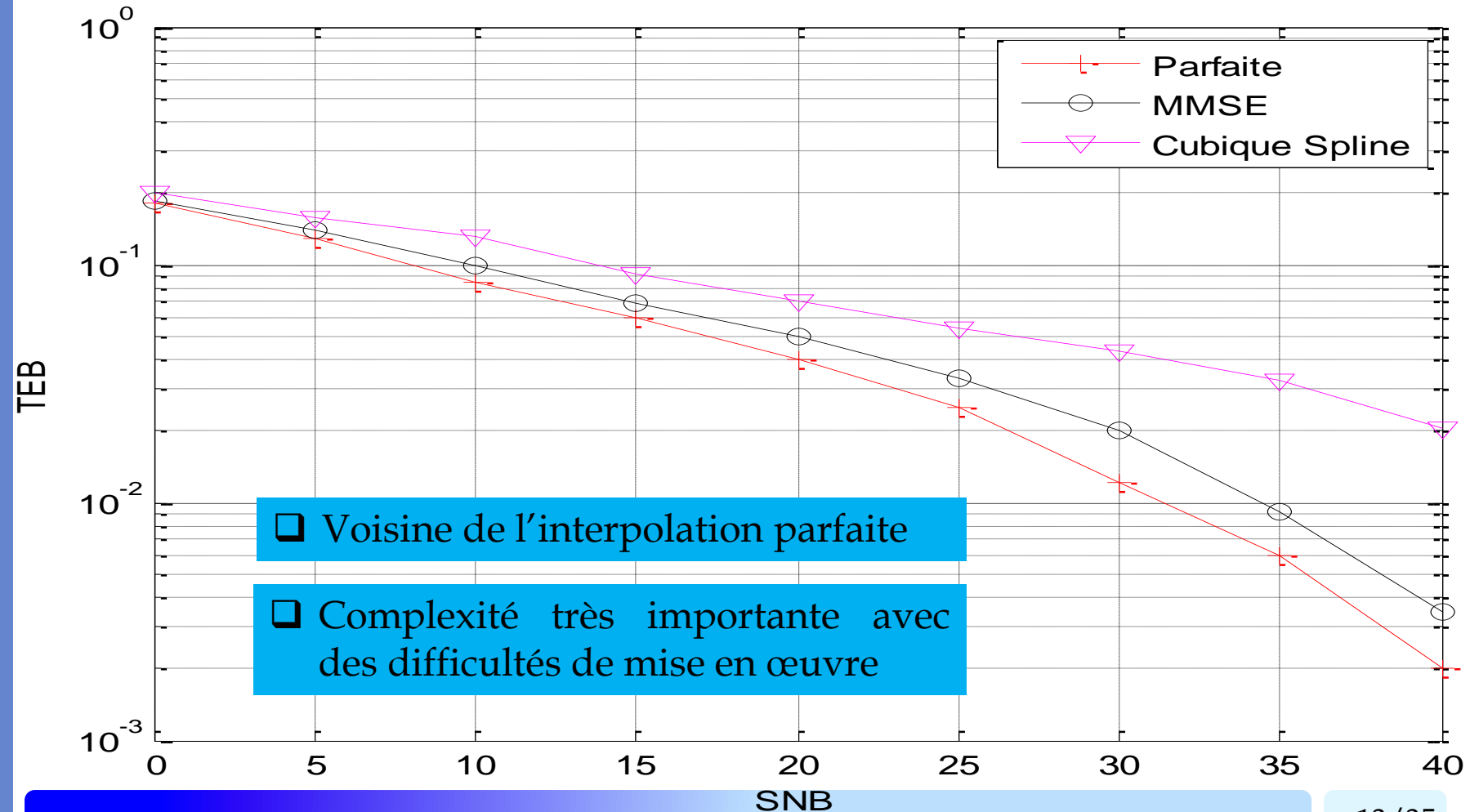
- ❑ L'interpolation IFFT-FFT consiste à passer dans le domaine temporel, effectuer une insertion de zéros (ZP : Zéro Padding), puis de repasser dans le domaine fréquentiel par une FFT.



L'interpolation cubique Spline donne une meilleure qualité d'estimation que l'interpolation IFFT/FFT

## Estimation du canal avec l'interpolation MMSE

- L'interpolation MMSE vise à minimiser l'Erreur Quadratique Moyenne.



# Discussion sur les interpolateurs classiques

| Méthode                               | Performance  | Complexité   |
|---------------------------------------|--|--|
| <b>L'interpolation linéaire</b>       | Limitante au vu d'un seuil atteint rapidement. Très variable en fonction du bruit et des évanouissements . | $O(N_p)$<br>$N_p$ : nb de pts de contrôle                |
| <b>L'interpolation de Lagrange</b>    | Moins intéressante que l'interpolation linéaire  | $O(N_p^2)$   |
| <b>L'interpolation cubique</b>        | Offre une meilleure qualité que l'interpolation linéaire   | $O(N_p^2)$   |
| <b>L'interpolation IFFT/FFT</b>       | Présente une meilleure qualité d'estimation que l'interpolation cubique                                    | $O(N_p \ln(N_p)) + O(N \ln(N))$                          |
| <b>L'interpolation cubique Spline</b> | Offre une meilleure qualité d'estimation que l'interpolation IFFT/FFT                                      | $O(2\alpha \frac{N_p}{2})$<br>$\alpha$ degré du polynome |

Nous proposons des solutions moins complexes à l'aide des RNA

**Est-ce que l'interpolation neuronale peut améliorer la performance ?**

## Estimation du canal avec interpolation neuronale

- ❑ Les Réseaux de Neurones Artificiels : RNA
- ❑ Expérimentations des réseaux de neurones FBR et PMC
- ❑ Discussion sur l'interpolation neuronale

## Algorithme, Apprentissage et Généralisation

❑ **Un algorithme:** Le résultat **reproduit** ou **prévoit** aussi fidèlement que possible, le **comportement** de n'importe quel **processus** en fonction des facteurs qui déterminent ce comportement.

# Les réseaux de neurones artificiels

## Algorithme, Apprentissage et Généralisation

❑ **Un algorithme:** Le résultat **reproduit** ou **prévoit** aussi fidèlement que possible, le **comportement** de n'importe quel **processus** en fonction des facteurs qui déterminent ce comportement

❑ **Un apprentissage:** Un calcul effectué par le réseau de neurones qui agit sur les poids de telle sorte que **la prévision soient fidèles: Une base d'exemples**

# Les réseaux de neurones artificiels

## Algorithme, Apprentissage et Généralisation

- ❑ **Un algorithme:** Le résultat **reproduit** ou **prévoit** aussi fidèlement que possible, le **comportement** de n'importe quel **processus** en fonction des facteurs qui déterminent ce comportement
- ❑ **Un apprentissage:** Un calcul effectué par le réseau de neurones qui agit sur les poids de telle sorte que la prévision soient fidèles: **Une base d'exemples**
- ❑ **Une généralisation:** Restituer les exemples de comportement appris et prévoir avec précision des comportements non appris

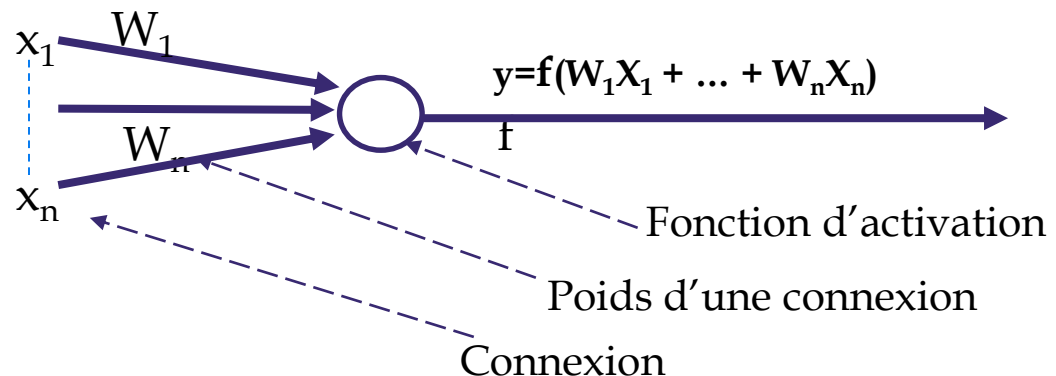


❑ **Un algorithme:** Le résultat **reproduit** ou **prévoit** aussi fidèlement que possible, le **comportement** de n'importe quel **processus** en fonction des facteurs qui déterminent ce comportement

❑ **Un apprentissage:** Un calcul effectué par le réseau de neurones qui agit sur les poids de telle sorte que la prévision soient fidèles: **Une base d'exemples**

❑ **Une généralisation:** Restituer les exemples de comportement appris et Prévoir avec précision des comportements non appris

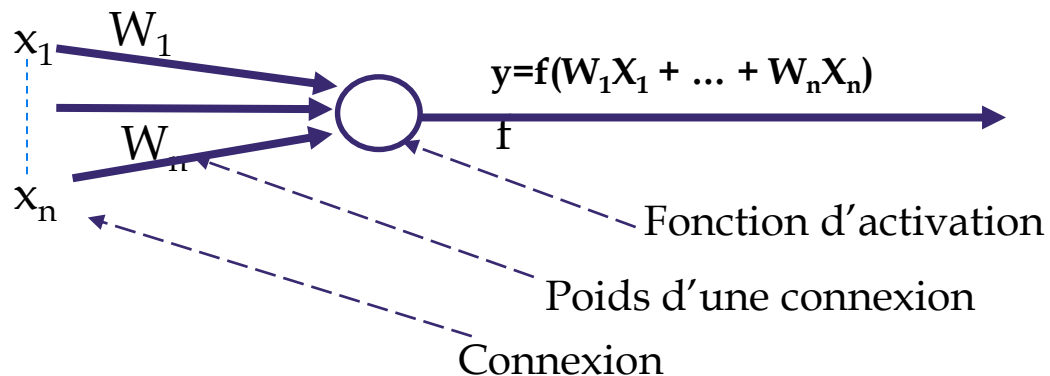
**Qu'est ce qu'un neurone artificiel?**



# Les réseaux de neurones artificiels

## Choix de l'architecture et du modèle

Qu'est ce qu'un neurone artificiel?



### Architecture

1. Les reseaux à couches
- ~~2. Les reseaux interconnectés~~

### Modèle

1. Le réseau de neurones à Fonction de Base Radiale FBR
2. Le réseau de neurones Perceptron MultiCouches PMC

Approximateurs  
universels

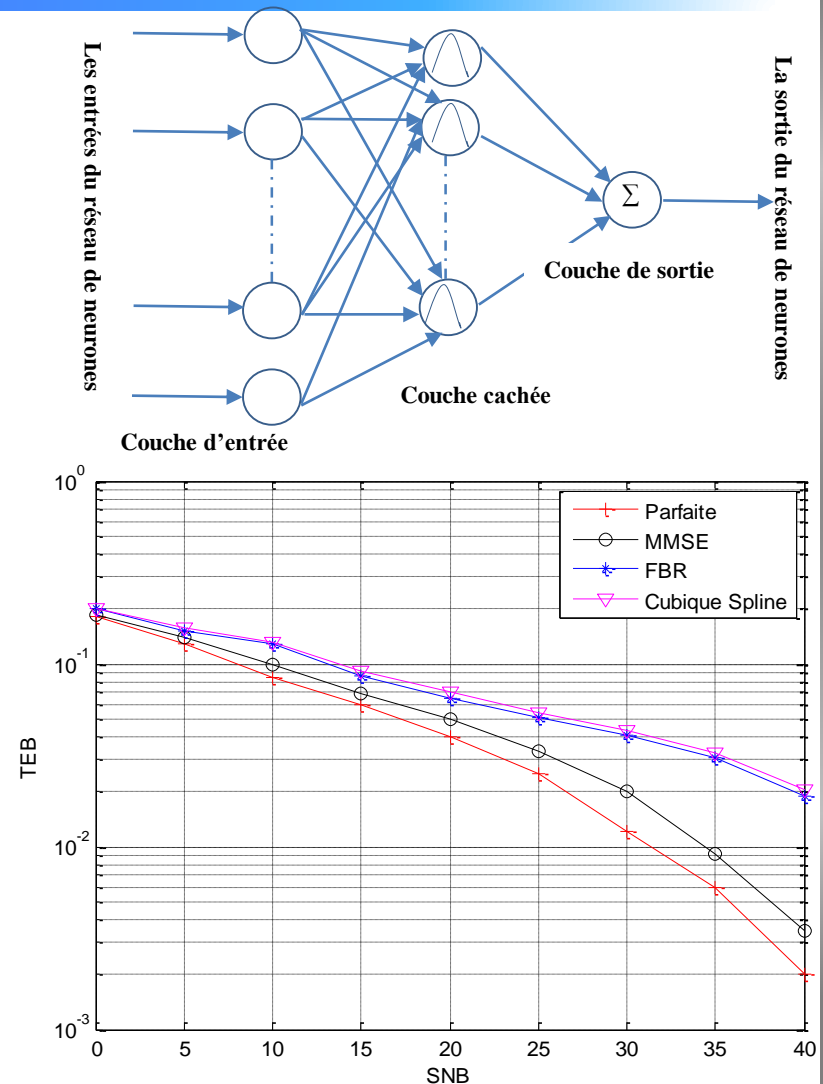
## Expérimentation du FBR dans la chaîne OFDM

- ❑ Les neurones de la couche cachée sont des Gaussiennes
- ❑ La réponse du canal est donné par:

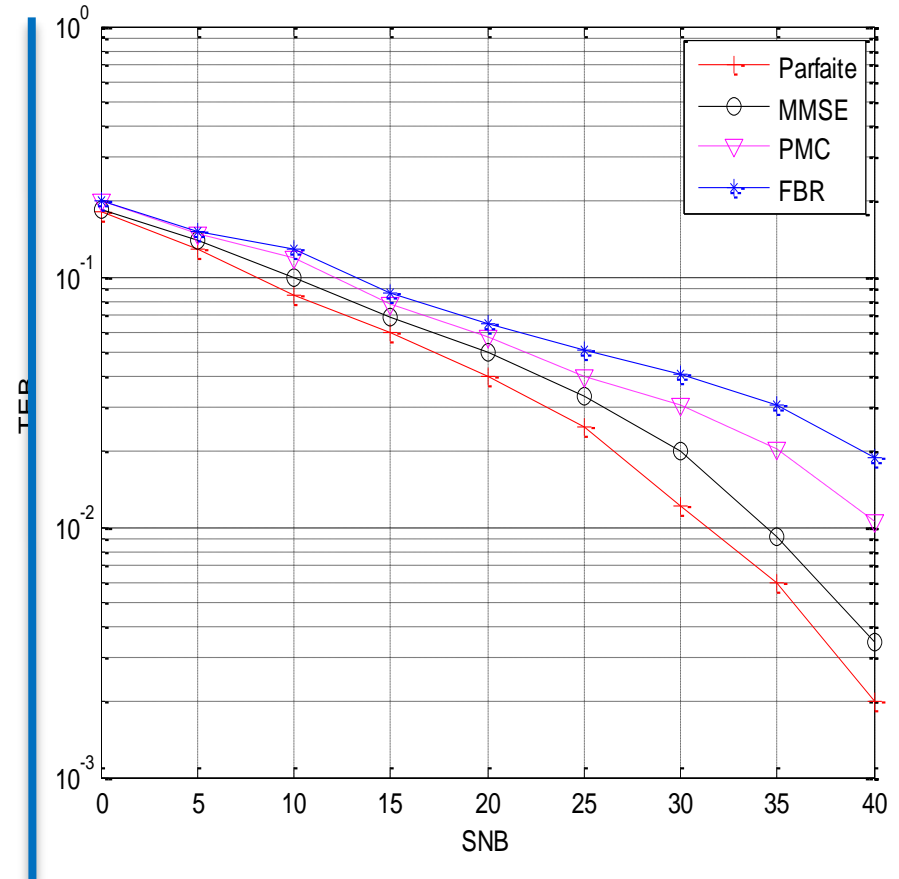
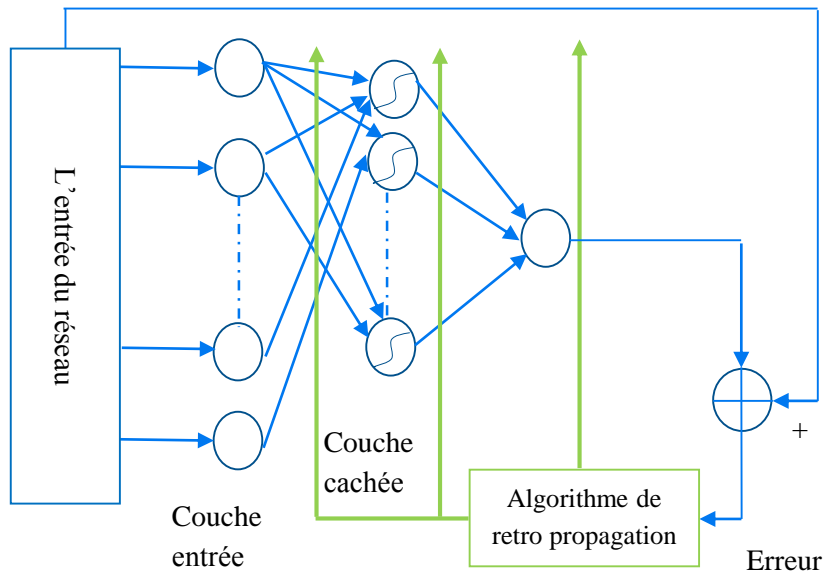
$$\hat{H}(l) = \sum_{k \in I_p} w(k) \varphi_k(l)$$

Avec  $\varphi_k$  est la gaussienne et  $w(k)$  poids de neurones de la couche de sortie

- ❑ Les résultats du FBR sont légèrement meilleurs que l'interpolateur cubique Spline



## Expérimentation du PMC dans la chaîne OFDM



Le PMC offre des résultats meilleurs que le FBR

# Discussion sur l'interpolation neuronale

- ❑ Des **nouvelles formes** d'interpolation dans un système d'estimation du canal
- ❑ **Complexité:**
  - ✓ La complexité du RNA est linéaire
  - ✓ Le choix des fonctions d'activation et de l'algorithme d'apprentissage
- ❑ **Performance:**
  - ✓ Résultats **meilleurs** que les interpolateurs classiques
  - ✓ **Mais** moins performants que le MMSE



**Comment peut on améliorer le rendement des réseaux de neurones?**

- ✓ Initialisation non aléatoire des poids et des seuils
- ✓ Ajouter une orientation de l'expert : des règles floues
- ✓ Temps de convergence

**Un système d'apprentissage hybride**

## Combinaison neuro-floue : Le HANN et le NFC

- ❑ Les systèmes neuro-symboliques
- ❑ Le HANN : Hybrid Artificial Neural Network et ses expérimentations
- ❑ Présentation du NFC: Neuro Fuzzy Controller

# Etat de l'art: Les systèmes d'apprentissage neuro-symbolique

| Système      | Chercheur | résultats  |
|--------------|-----------|--|
| KBANN        | TOWELL    | Le système présente un seuil de saturation   |
| INSS         | OSORIO    | Insertion avec modification de l'apprentissage   |
| INSS-graduel | OSORIO    | INSS appliqué à des règles de plus haut niveau du type<br>Plus le nombre de règles est élevé plus la complexité est élevée |
| HLS          | BOULAHIA  | Appliqué à des règles binaires   |

## Conclusion sur les systèmes d'apprentissage neuro-symbolique

- ✓ Les règles utilisées sont booléennes
- ✓ Les expérimentations ont été faites sur les bases IRIS et MONKS.
- ✓ Les applications ont touché uniquement le domaine de classification

## Contributions

- ✓ Opter pour un algorithme d'apprentissage plus rapide
- ✓ Elargir l'utilisation des SHNS aux règles floues
- ✓ Faire des expérimentations réelles : L'estimation du canal

# Première combinaison neuro-floue: Le HANN

## Choix de la topologie et de la fonction d'activation

- ❑ Réseau de neurones: Multicouches
- ❑ Fonction d'activation : Sigmoidé

## Choix de l'algorithme d'apprentissage

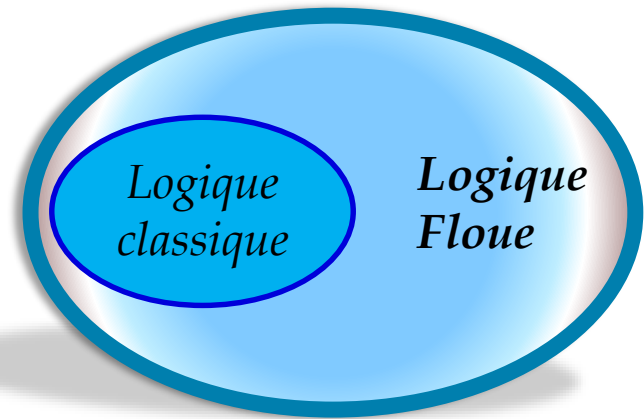
| Algorithme                                       | Temps<br>moyen | Temps<br>minimum | Temps<br>maximum | Standard |
|--|----------------|------------------|------------------|----------|
| Levenberg-Marquardt                              | 1.14           | 0.65             | 1.38             | 0.38     |
| BFGS Quasi-Newton                                | 5.22           | 3.17             | 14.38            | 2.08     |
| Scaled Conjugate Gradient                        | 6.09           | 3.18             | 23.64            | 3.81     |
| Conjugate Gradient with Powell/Beale<br>Restarts | 6.61           | 2.99             | 23.65            | 4.76     |
| One Step Secant                                  | 9.64           | 3.97             | 59.63            | 9.79     |
| Gradient Descent                                 | 27.69          | 17.21            | 258.15           | 43.65    |

L'algorithme d'apprentissage utilisé est Levenberg-Marquardt en rétro propagation



# Le HANN: Les caractéristiques du réseau

- ❑ Les règles peuvent être floues ou des règles classiques
- ❑ Le HANN se distingue d'un réseau de neurones classique par sa fonction d'insertion de règles

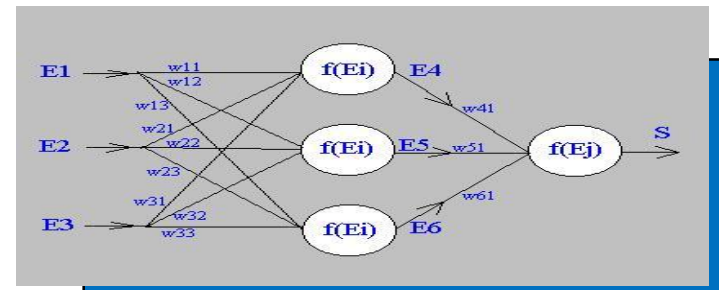


Base de règles

Insertion des règles

**HANN**

Base d'exemples



- ❑ Mettre les règles sous Forme Normale Disjonctive FND

## Algorithme:

*Chaque antécédent est représenté par un neurone de la couche d'entrée*

*Chaque conjonction est représentée par un neurone de la couche cachée.*

*Chaque disjonction est représentée par un neurone de la couche de sortie.*

*1. Initialiser les poids*

*2. Initialiser les seuils*

*3. Ajouter à la couche d'entrée des neurones correspondent aux antécédents non présents dans la base de règles initiale*

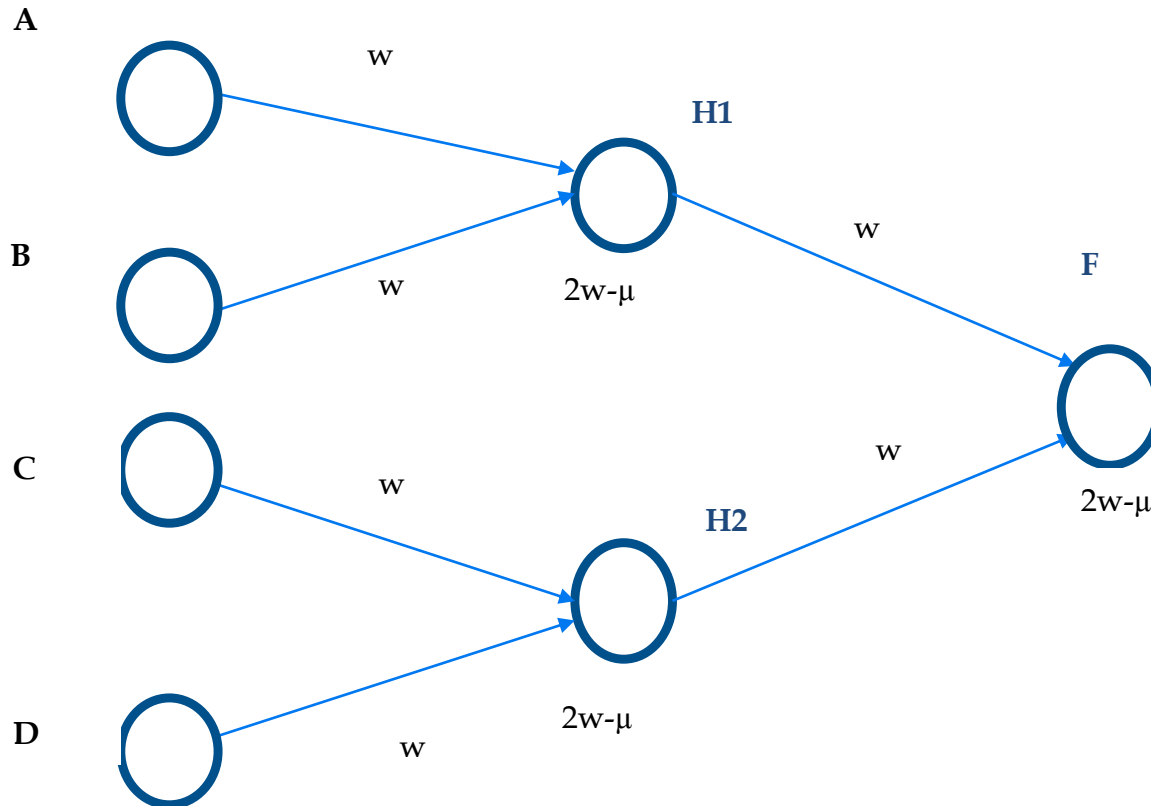
*4. Ajouter des connexions pondérées par des poids proches de 0*

*5. Réseau totalement connecté?*

*6. Lancer l'apprentissage au niveau du réseau jusqu'à sa convergence*

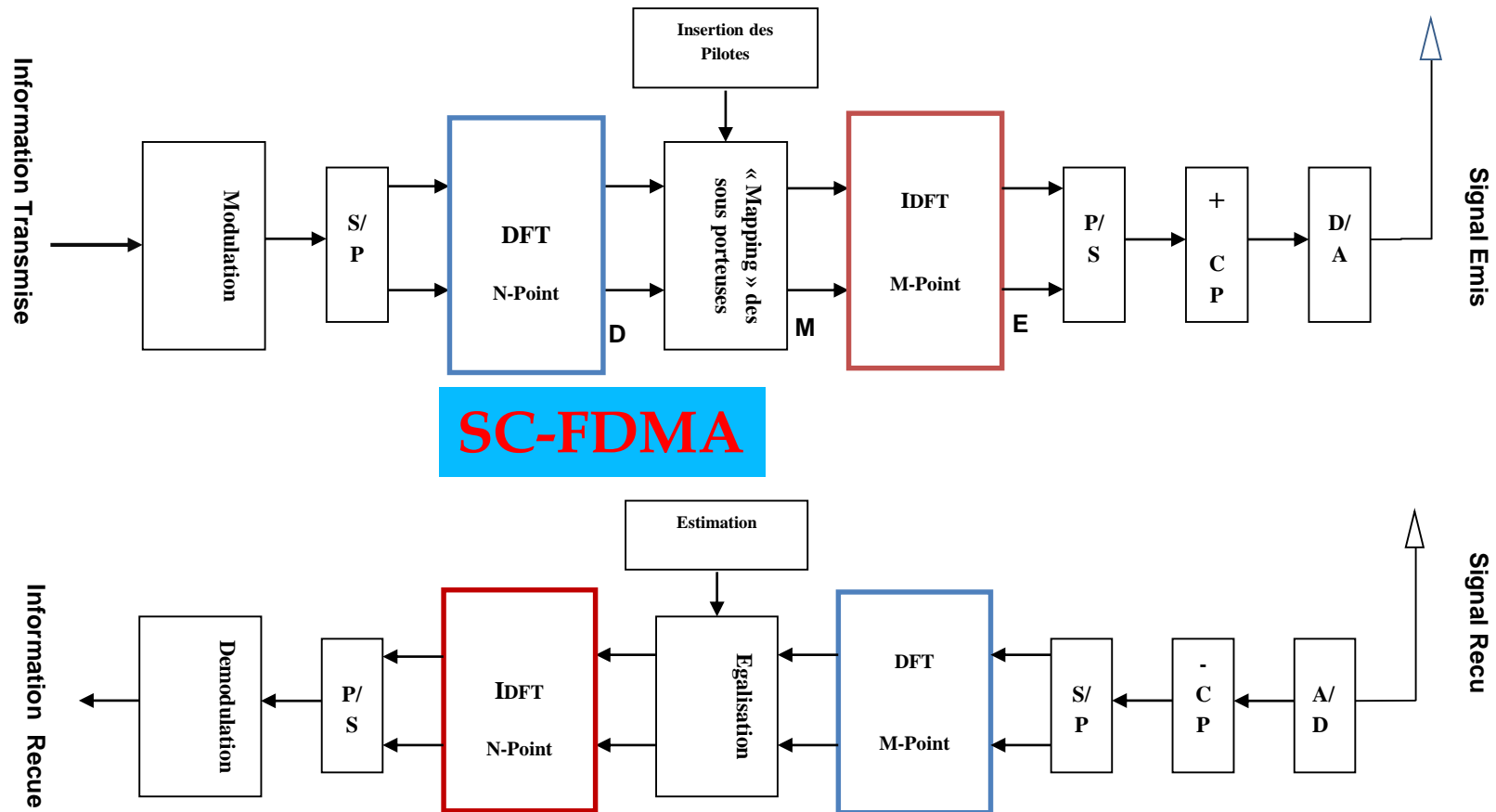
# Algorithme d'insertion des règles

*Si* ((A est élevé ) **Et** (B est petit )) **OU** ((C est élevé ) **ET** (D est petit )) **Alors** F



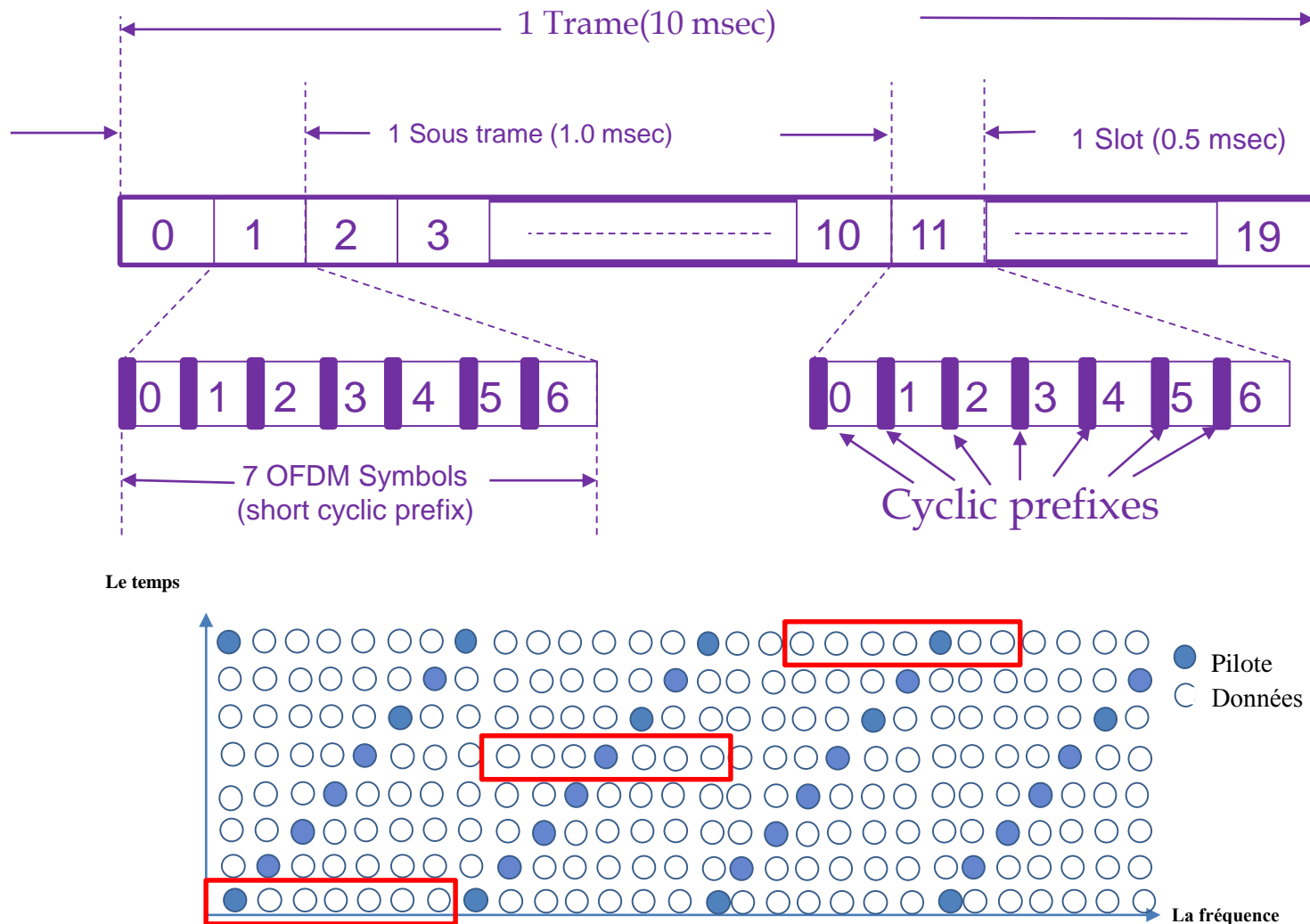
# Application du HANN sur une liaison LTE-A

## Deuxième modèle expérimental : Schéma bloc d'un E/R SC-FDMA (OFDMA)



(Le cas de l'OFDMA est obtenu en éliminant la DFT à l'émission et l'IDFT à la réception)

## Structure de la trame LTE-A

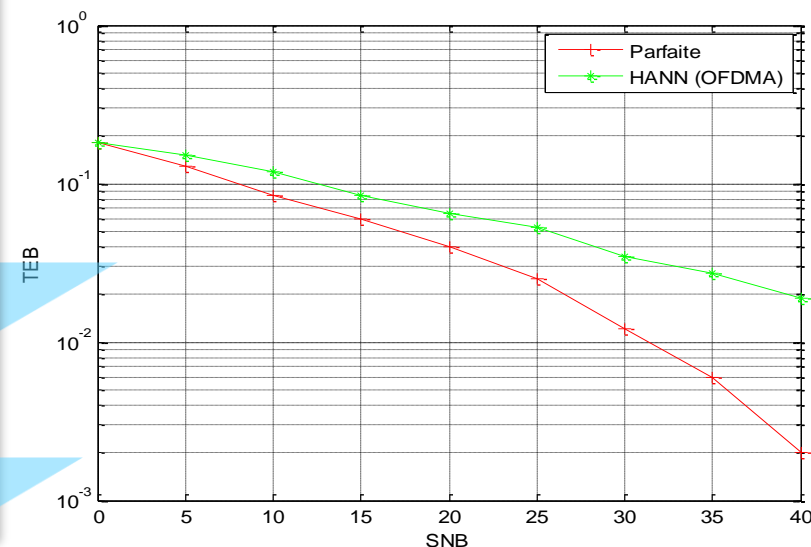
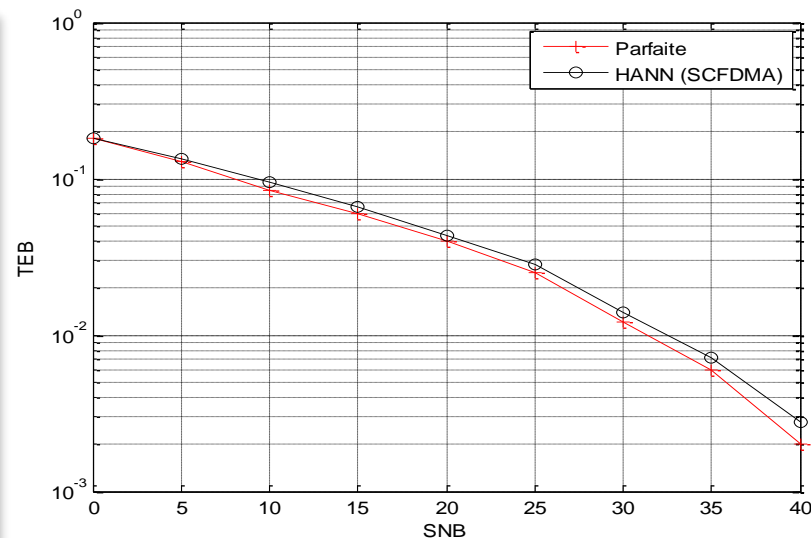


# Les étapes de l'expérimentation du HANN

- ❑ Fixer les paramètres de la simulation
- ❑ Constituer les bases d'exemples
- ❑ Partager chaque base en deux
- ❑ Choisir les règles à insérer
- ❑ Construire le réseau et démarrer l'apprentissage
- ❑ Faire les essais sur le réseau

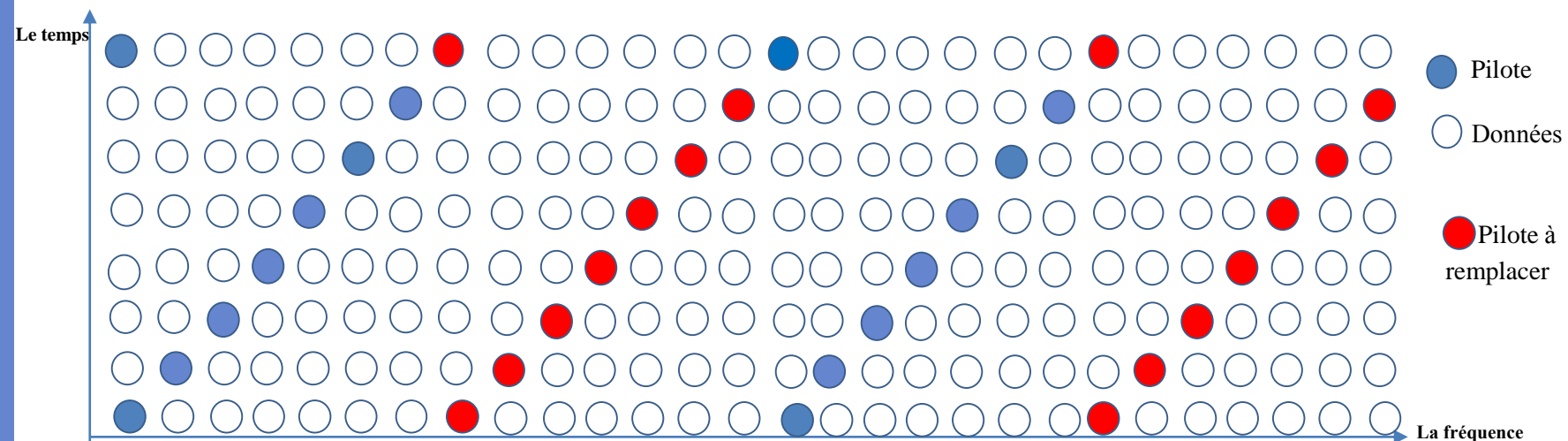
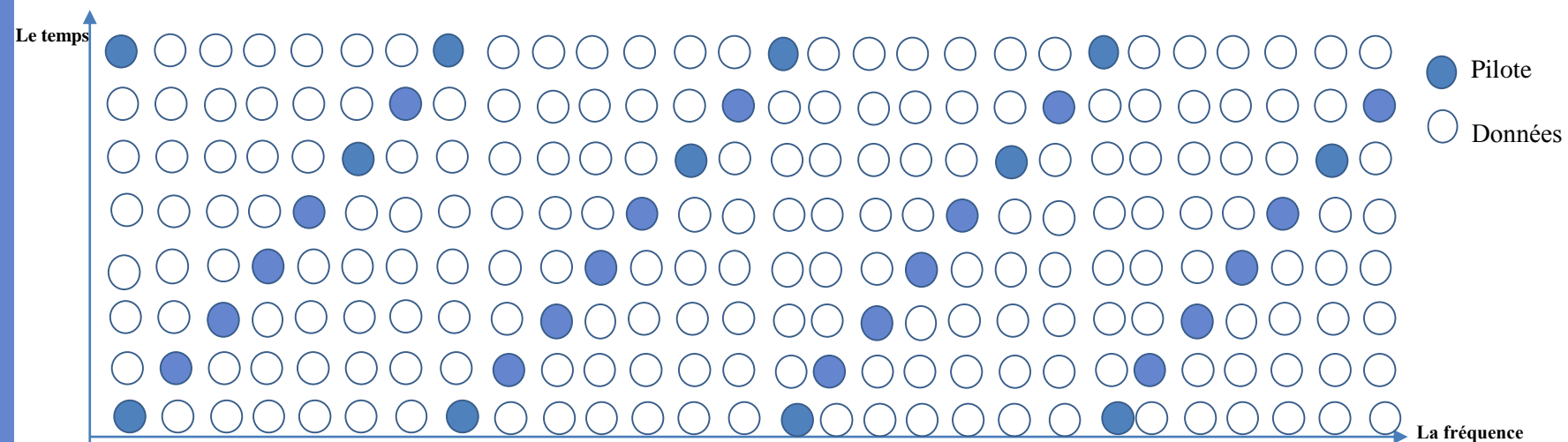
Les résultats obtenus pour la liaison montante sont meilleurs que ceux de la liaison descendante (DFT)

Les résultats obtenus pour la liaison montante sont proches de la parfaite



# Reduction du taux d'insertion de pilotes

## Méthode des pilotes alternés



# Application du HANN sur une liaison LTE-A

## Interpolation avec réduction du taux d'insertion des pilotes

### Paramètres de la simulation

Liaison montante : SC-FDMA

Constellation: 16 QAM

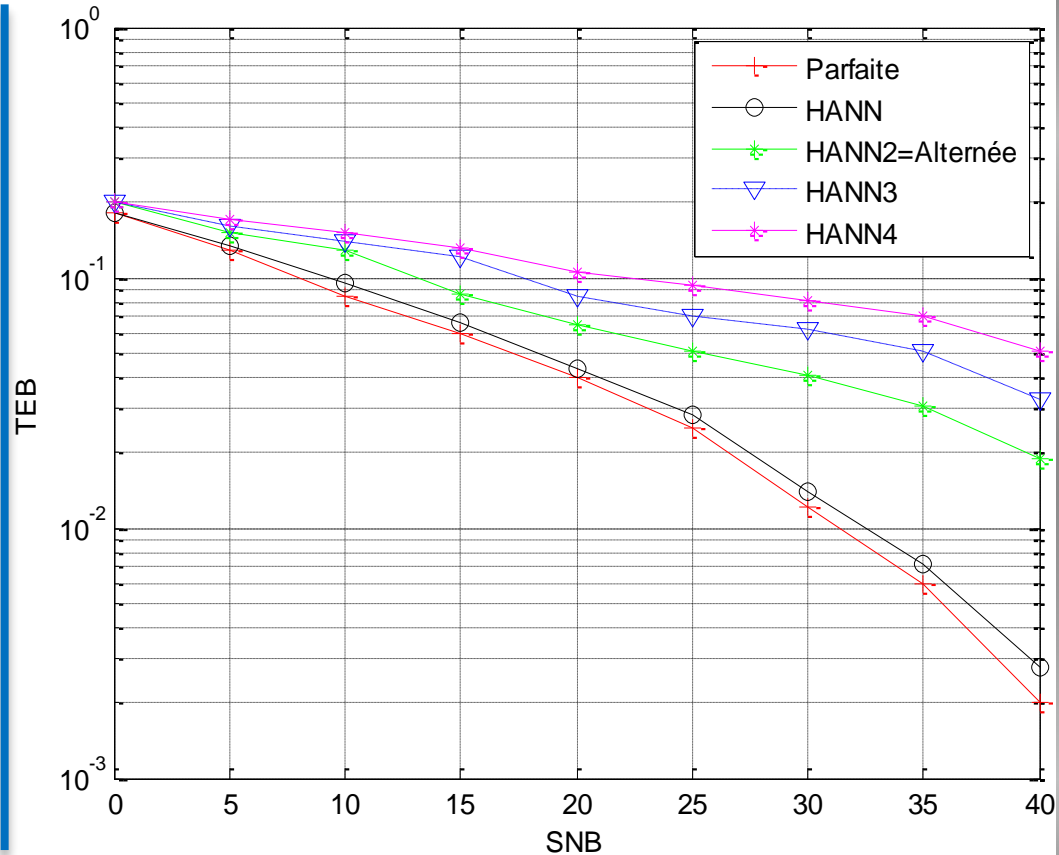
Vitesse (Km/h): 120

Taille de la DFT : 512

Nombre d'utilisateurs : 9

Canaux : EPA, EVA, ETU

- ☐ HANN2 : Méthode des pilotes alternés
- ☐ HANN3: Taux d'insertion 1/21
- ☐ HANN4: Taux d'insertion 1/28
- ☐ Le HANN3 et le HANN4 ont subi une légère perte par rapport au HANN mais leurs résultats restent satisfaisants



- ☐ Le HANN permet de conserver ses qualités d'interpolation malgré la réduction des symboles pilotes



## RNA/MMSE

### Complexité du RNA

#### Phase d'apprentissage :

- ❑ Une seule multiplication
- ❑ Deux inversions de matrices
- ❑ Une addition et soustraction de matrice
- ❑ La durée de traitement d'un symbole est de **721.4  $\mu$ s**

#### La phase de test :

- ❑ Une seule multiplication de matrices
- ❑ La durée de traitement d'un symbole est de **64.3  $\mu$ s**

### Complexité du MMSE

- ❑ Trois multiplications de matrices
- ❑ Deux inversions de matrices
- ❑ Une addition de deux matrices
- ❑ La durée de traitement d'un symbole est de l'ordre de **202.8ms**

## RNA/HANN

- ❑ HANN a convergé deux fois plus rapide que le RNA
- ❑ Nous avons enregistré une durée de traitement du symbole de **302.25  $\mu$ s**

La complexité du RNA est faible en comparaison avec celle du MMSE  
Le HANN enregistre un temps de traitement plus rapide qu'un RNA classique

# Combinaison neuro-floue : Le NFC Neuro Fuzzy Controller

## Rôle du NFC

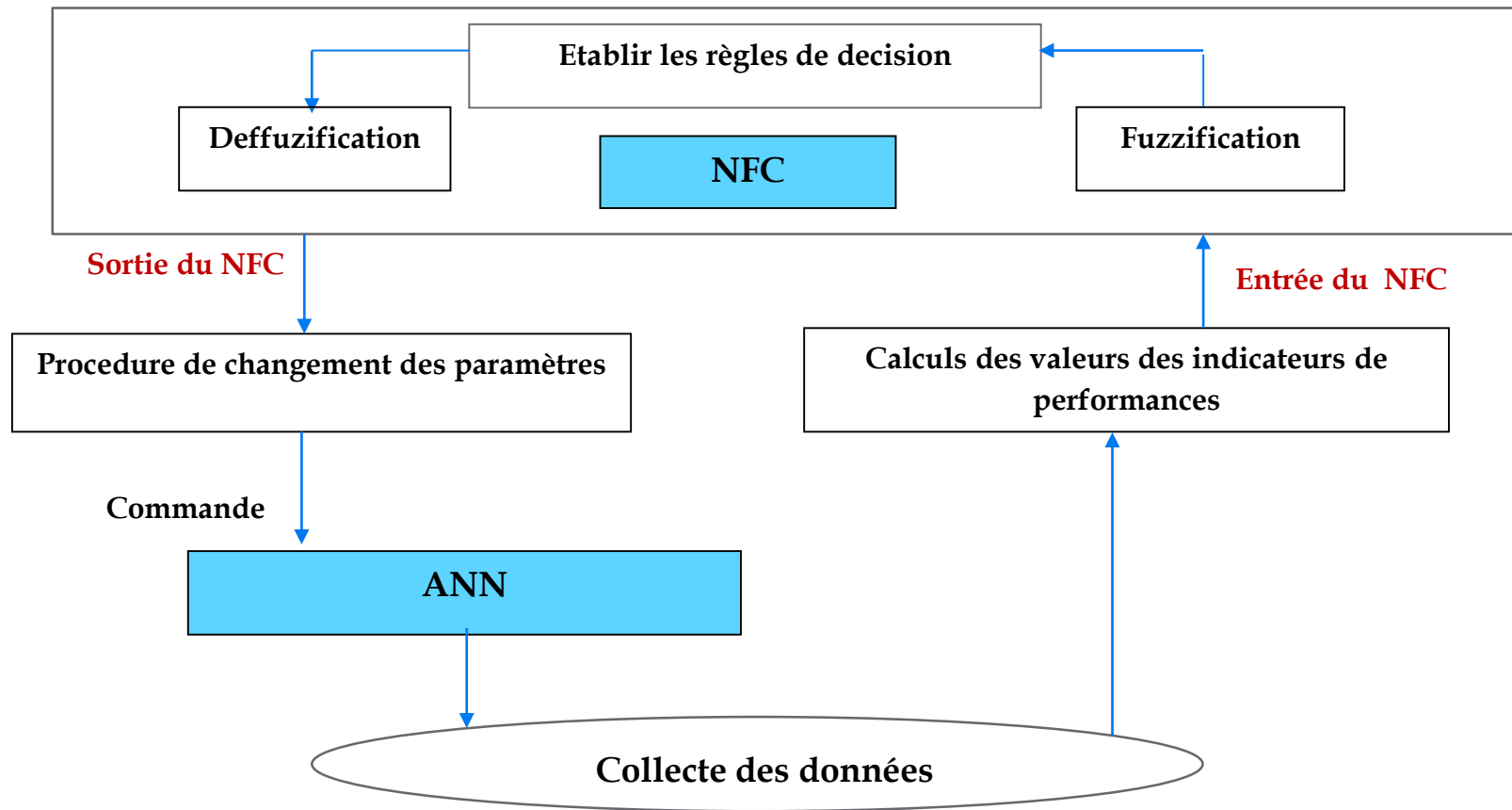
- ☐ Suivre en permanence l'état de la liaison
- ☐ Agir à travers un système de réseau de neurones.

## Les composantes du NFC

### Le Système de Contrôle à Inférence Floue

|                              |   |
|------------------------------|---|
| Un module de fuzzification   | Adapte les variables d'entrée du système en <b>données linguistiques</b>  |
| La base de connaissance      | C'est la base des informations relatives à la liaison de transmission   |
| La base des règles           | C'est la base des <b>règles de commande</b> et de paramétrage   |
| Le moteur d'inférence        | Sa mission est de donner <b>la valeur floue globale de sortie</b> , résultat des contributions de chaque règles |
| Le module de défuzzification | Convertit les données de sorties floues sous forme de <b>valeurs applicables</b> à la sortie du système.        |

# Le NFC: Neuro Fuzzy Controller



## Les caractéristiques du NFC

- ❑ Le NFC est un système neuro-flou Coopératif
- ❑ Le système possède comme **entrée** les données variables de la liaison de transmission sous formes d'indicateurs choisies par l'expert humain.
- ❑ **Les sorties** du NFC sont les mesures de corrections qui seront appliquées à la liaison.
- ❑ Nous réalisons en permanence une interpolation adéquate, c'est-à-dire selon la variation du canal nous adaptons le processus d'estimation

**La mission du NFC est de maintenir le maximum de débit et la meilleure qualité de service.**

## Conclusion et perspectives

- ❑ Conclusions
- ❑ Perspectives

- ❑ Nous avons étudié le rendement des estimateurs classiques de point de vue performance et de point de vue complexité.
- ❑ Nous avons introduit des nouvelles méthodes d'interpolation neuronale
- ❑ Le PMC : Une bonne qualité d'interpolation mais le temps de converge est lent
- ❑ La combinaison neuro-floue a permis de surmonter les limites des RNA
- ❑ Le HANN offre la possibilité d'intégrer des connaissances théoriques (règles) et des connaissances empiriques (exemples) avec des performances élevées.
- ❑ Le HANN est un système qui traite les données incomplètes
- ❑ Le NFC est une approche qui assure une gestion adaptative de la performance d'une liaison LTE-A.
- ❑ Le FNC permet de réduire les pertes de débit utile
- ❑ Le FMC assure le suivi des variations du canal de propagation

Ce travail a ouvert des nouvelles perspectives dans le domaine de l'estimation du canal et dans le domaine de l'intelligence artificielle

- ❑ Poursuivre les travaux de recherches pour réaliser **un modèle d'extraction des règles** à partir d'un réseau de neurones dans un contexte d'estimation du canal. (Les RNA ont été toujours considérés comme des Boîtes noires)
- ❑ Formuler **une base d'apprentissage** standard pour la liaison montante et la liaison descendante, qui sera une base de référence « **Benchmark** » pour les chercheurs dans l'axe des télécommunications.
- ❑ Etudier le cas d'une combinaison qui intègre la logique floue avec les RNA pour aboutir à un RNA flou (**neurone flou**)

## Publications scientifiques

- ❑ Deux Articles (revues internationales)
- ❑ Quatre Communications dans des conférences



# Publications scientifiques

- 1. SMIRANI L. and BOUALLEGUE R. "Artificial Neural Network Interpolation for SC-FDMA Channel Estimation" in 2<sup>nd</sup> International Conference and Business Expo on Wireless & Telecommunication 2016 Dubai UAE.**  
<http://wirelesscommunication.conferenceseries.com/speaker/2016/lassaad-smirani-university-of-carthage-tunisia-944256783>
- 2. SMIRANI L. and BOULAHIA J. Neural rule extraction: more precision in learning. WSEAS International Conference on Neural Network LISBON 2014.**
- 3. SMIRANI L. and BOUALLEGUE R. "An Uplink LTE-A Channel Estimation Method Based On Connexionist System" Energy and Manufacturing Engineering (ICAEME'2015 Jan. 7-8, 2015 at Dubai (UAE).**
- 4. SMIRANI L and BOULAHIA J . A New Channel Estimation Method for LTE-Advanced Uplink . ICMCE 2015 : XIII International Conference on Materials and Chemical Engineering. January 26 - 27, 2015 . JEDDAH.**
- 5. BOULAHIA J. and SMIRANI L. Experiments of Neuro Symbolic Hybrid Learning System With Incomplete Data" International Conference on Recent Advances in Engineering and Technology (ICRAET-2015), Feb 2015 Istambul, Turkey.**
- 6. SMIRANI L., BOULAHIA J. and BOUALLEGUE R "A semi blind channel estimation method based on hybrid neural networks for uplink LTE-A" International Journal of Wireless & Mobile Networks (IJWMN) Vol. 8, No. 3, June 2016.**  
<http://aircconline.com/ijwmn/V8N3/8316ijwmn05.pdf>

*Merci pour votre attention*



Université de Tunis El Manar  
Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis



# THÈSE

En vue de l'obtention du  
**DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE TUNIS EL MANAR**

**Etude et mise en œuvre des réseaux de neurones  
hybrides dans un système d'estimation du canal  
LTE-A**

Présentée par:  
**Lassaâd SMIRANI**